



TITLE:

# MJO相空間における予測可能性推定の代替的な手法とそのS2Sモデルへの適用

AUTHOR(S):

市川, 悠衣子; 稲津, 將

---

CITATION:

市川, 悠衣子 ...[et al]. MJO相空間における予測可能性推定の代替的な手法とそのS2Sモデルへの適用. 平成29年度「異常気象と長期変動」研究集会報告 2018: 27-32: 共同研究（一般共同研究）29K-06.

ISSUE DATE:

2018-03

URL:

<http://hdl.handle.net/2433/231914>

RIGHT:

# MJO 相空間における予測可能性推定の代替的な手法と その S2S モデルへの適用

市川悠衣子・稲津將（北海道大学）

## 1. はじめに

大気のカオス的な性質のために生じる不確実性は、完全モデルの仮定のもと、単独モデルによるアンサンブル予測の初期擾乱の広がり（スプレッド）によって推測されてきた。しかしながら、Madden-Julian 振動（MJO）については、ほとんどの GCM において多くの課題があり、完全モデルを仮定するには注意を要する。MJO 相空間においても確率密度関数にゆがみが生じるために、相空間内の振幅（MJO の強度）が維持できず、またスプレッドが広がらないことが知られている（Zhang et al. 2006; Subramanian and Zhang 2014; Wang et al. 2013; Vitart 2014）。Waliser et al. (2003)は振幅の減衰がみられるモデルについて、スプレッドがモデル内の MJO の振幅の大きさまで広がる期間として予測限界を定義する手法を提案した。この手法によって、MJO の潜在的な予測限界は3週間から4週間程度と推定された（Neena et al. 2014; Kim et al. 2014）。また、いずれの研究からもその予測限界は予測初期の相空間上の振幅が1以上、すなわち比較的強い MJO シグナルがあるときに長くなることが示唆された。とはいえ、Waliser et al. (2003)の手法も完全モデルの仮定を用いることには変わりなく、MJO の振幅の減衰が相空間内で一様でなければ、これによって確率密度関数のゆがみの影響を取り除くことはできない。

そこで、本研究ではここでは完全モデルの仮定を用いずに予測可能性を推定する手法を提案する。Kumar and Hoerling

(2000)による理論的な考察をもとに、初期値誤差の大きさを解析と数値モデルの統計的な関連付ける（Kumar et al. 2014; Scaife et al. 2014; Eade et al. 2014）。さらに、この手法ではマルチモデル予測をもとに予測限界を推定することが可能であり、それによって単独モデルよりも精度の高い予測限界の推定を得ることが可能である。そこで近年立ち上がった季節内から季節予測プロジェクト(the sub-seasonal to seasonal: 以下 S2S: Brunet et al. 2010; Vitart et al. 2012, 2017)に参加する予報局の現業 GCM によるハインドキャストを用いて、予測限界の推定を行った。

## 2. データ

データはヨーロッパ中期予報センター（ECMWF）、気象庁（JMA）、そして米国国立環境予測センター（NCEP）による 1999 年から 2009 年のハインドキャストとそれに対応した再解析を用いた。MJO 相空間は（Wheeler and Hendon 2004）に依拠し、南北緯度 15 度の範囲で平均した赤道の 200 hPa, 850 hPa 東西風の季節内変動成分から、その結合経験直交関数の上位 2 モードとして定義した。相空間上の振幅が 1 以上の場合を MJO が発生しているとみなし、さらに偏角をもとに慣例に従って MJO の実空間における対流中心の位置を与えた。

## 3. 予測可能性の推定手法

図 1 のように、完全モデルによるアンサンブル予測を用いて予測を行うことを考える。ここで完全モデルとは、真値を初期値として与えれば現実大気を再現す

ることができるモデルであるとする．完全モデルに対して初期値に小さな擾乱を与えることで，アンサンブル予測を構成する．

予報日  $\tau = 0$  であるときは，アンサンブルスプレッドは十分に小さく，真値  $\mathbf{X}_0(\tau)$  はアンサンブル平均  $\mathbf{X}_f(\tau)$  に一致する．十分に長い時間が経過したとき，アンサンブルスプレッドの広がり気候値的な確率密度関数に一致し，アンサンブル平均  $\mathbf{X}_f(\tau)$  は気候値と等しい．

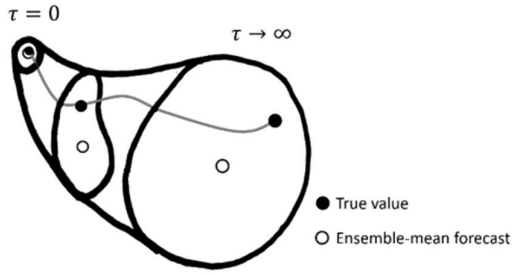


図1．完全モデルによるアンサンブル予報の概念図．アンサンブルメンバの広がりとその時間発展が黒い実線で示されている．黒丸と白丸はそれぞれ真値とアンサンブル平均である．

同様の予報を異なる初期日に対して複数回行うことによって，初期日から  $\tau$  日目の真値の集団

$$\{\mathbf{X}_0^1(\tau), \mathbf{X}_0^2(\tau), \dots, \mathbf{X}_0^N(\tau)\}$$

とそれに対応する完全モデルのアンサンブル平均の集団

$$\{\mathbf{X}_f^1(\tau), \mathbf{X}_f^2(\tau), \dots, \mathbf{X}_f^N(\tau)\}$$

を得る．真値とアンサンブル平均の差として初期値依存性誤差  $\mathbf{X}_i^j(\tau) = \mathbf{X}_0^j(\tau) - \mathbf{X}_f^j(\tau)$  を定義すると，各集団の分散の関係は

$$\sigma^2[\mathbf{X}_0(\tau)] = \sigma^2[\mathbf{X}_f(\tau)] + \sigma^2[\mathbf{X}_i(\tau)]$$

として表される (DelSole and Feng 2013; Williams et al. 2014; Kumar et al. 2014)．ここで  $\mathbf{X}_f(\tau)$  と  $\mathbf{X}_i(\tau)$  は無相関であるという仮定を用いた．また，真値と完全モデルのアンサンブル平均の間の相互相関係数は

$$r = \frac{1}{N-1} \sum_{j=1}^N \frac{(\mathbf{X}_0^j - \langle \mathbf{X}_0 \rangle) \cdot (\mathbf{X}_f^j - \langle \mathbf{X}_f \rangle)}{\sigma(\mathbf{X}_0) \sigma(\mathbf{X}_f)}$$

となる． $N$  は予報の総数である．再度  $\mathbf{X}_f(\tau)$  と  $\mathbf{X}_i(\tau)$  は無相関であるという仮定を用いると相互相関係数は

$$r = \frac{\sigma(\mathbf{X}_f)}{\sigma(\mathbf{X}_0)}$$

と書ける．ここで完全モデルの仮定を外すと，実際のモデルは完全モデルよりも予測精度が低いと考えられるから  $r < \sigma(\mathbf{X}_f)/\sigma(\mathbf{X}_0)$  である (Eade et al. 2014)．これと各集団の分散の関係を用いて，初期値依存性の上限は既知の量のみで与えることができる

$$\sigma(\mathbf{X}_i) \leq \sigma(\mathbf{X}_0) \sqrt{1 - r^2}.$$

ここで，真値は解析値で代用することとした．

## 4. 結果

### 4.1 新手法と先行研究の手法の単独モデルアンサンブル平均予報への適用

ここでは前節で提案された新手法を S2S モデル群に適用し，潜在的な予報限界の下限值を得る．新手法と比較するために，Neena et al. 2014 の手法によっても同様に予報限界の推定を行う．新手法は，初期値依存性誤差の期待値がとりうる最大値を与える．これを裏返せば，潜在的な予報限界の下限值が与えられるということである．ここでは，初期値誤差の最大値の推定が気候値的な分散の半分に相当する 1 に達した日を予報限界と定義し，各モデルに対してそれを計算する．これは Neena et al. (2014) で採用された， $\sqrt{2}$  を乗じたスプレッドがモデル内 MJO の振幅に到達する予報日とする定義とほぼ同等である．新手法は予報限界の下限值を与えるので，先行研究の手法で得られた短すぎる推定を指摘することが可能である．新手法を用いた場合，初期振幅が 1 以上だったときの予報限

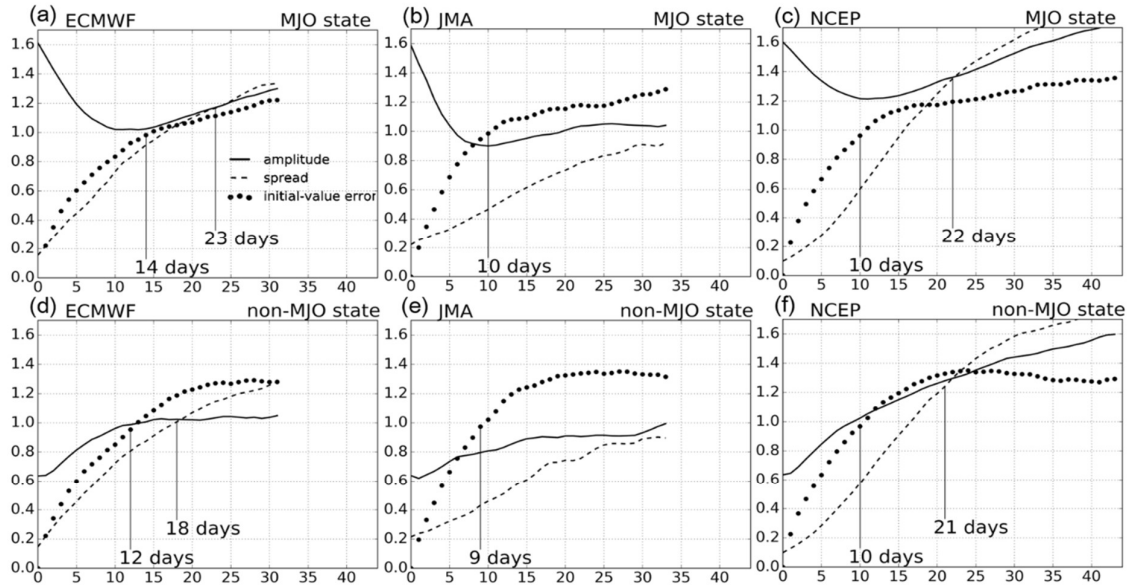


図2. (a) ECMWF, (b) JMA, そして(c) NCEPのモデルに対して、MJOの初期振幅が一以上の予報について平均した（実線）MJOの振幅、（破線） $\sqrt{2}$ で乗じたスプレッド、（点線）新手法による初期値依存性誤差の最大値の推定。予報限界（日）はそれぞれの手法に対して垂線で示されている。（d-f）（a-c）と同様だが、MJOの初期振幅が一未満の予報に対してのもの。

界の下限值は ECMWF モデルでは 14 日、JMA と NCEP モデルはそれぞれ 10 日であった（図 2a-c）。それに対して、初期振幅が 1 未満だった場合の予報限界の下限值は ECMWF, JMA と NCEP モデルそれぞれで 12, 9, 10 日であった（図 2d-f）。この結果は、MJO が発生しているときのほうが平均して予報限界が伸びることが示唆される。この結果は同じモデルを用いた先行研究の手法による結果と整合的である。先行研究の手法を ECMWF モデルに適用した場合、初期振幅が 1 以上だったときの予報限界の推定値は 23 日であるのに対し（図 2a）、初期振幅が 1 未満だったときは 21 日だった。

#### 4.2 新手法によるマルチモデル解析

マルチモデル解析では、複数の単独モデルとマルチモデル平均による予報限界を組み合わせ、より長い予報限界の下限を得る。つまり、複数モデルのうち、初期値依存性誤差が最後に 1 に達するもののみを潜在的な予報限界の下限として用いる。これは不等式で初期値依存性誤

差の取りうる最大値を与える新手法のメリットである。

図 3 にマルチモデル解析の結果が示されている。初期振幅が 1 以上の予報では、平均して 18 日に初期値依存性誤差が 1 以上になる（図 3a）。初期振幅が 1 未満の場合は 12 日であり（図 3b）、MJO が発生しているときのほうが平均して予報限界が伸びるという図 2 の結果を支持する。予報開始時の MJO の対流中心の位置に対する予測可能性の依存性は図 3c-f に示されている。最も予報限界が長いのは MJO の対流中心がインドネシアにある時に予報開始した場合の 28 日であり（図 3d）、ほかの地域で予報開始した場合の 15-18 日より 1 週間以上長い。これはインドネシアから予報開始した際の観測群の分散  $\sigma^2(\mathbf{X}_0)$  が予報日数が経過しても小さいままであることに起因している。

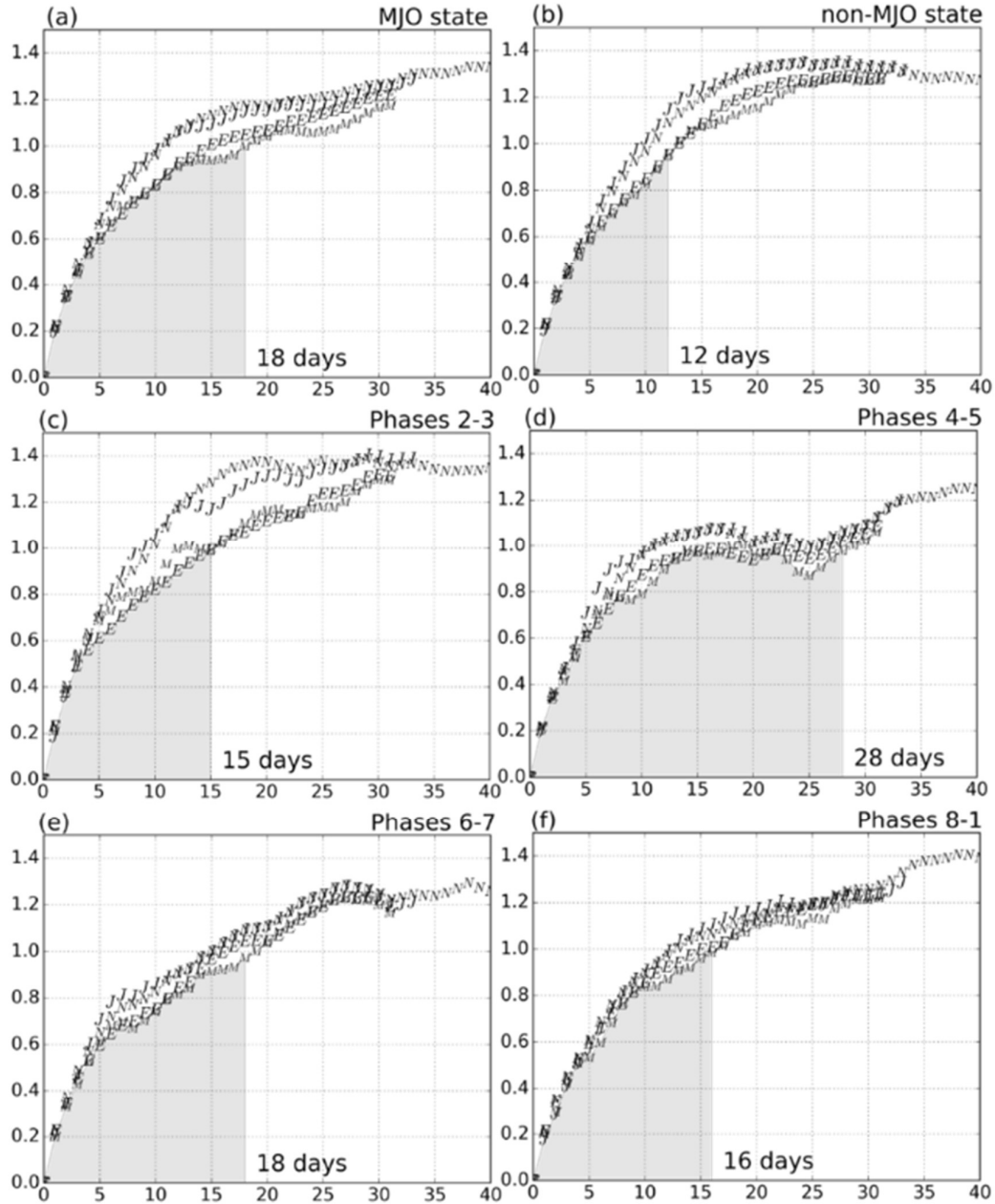


図3. MJOの初期振幅が(a)1以上, (b)1未満の予報について (E) ECMWF, (J) JMA, (N) NCEPモデル, および (M) マルチモデル平均予報を用いて計算した初期値依存性誤差の下限值. (c-f) 予報開始日のMJOの対流中心の位置が (c) インド洋 (d) インドネシア (e) 太平洋および (f) 太平洋以西の予報に対して計算した初期値依存性誤差の下限值.

## 5. 結論

この研究では完全モデルの仮定を置かずに潜在的な予報限界を推定する手法を提案した. 初期値依存性誤差の上限値の推定は解析群とアンサンブル平均予報群

の共分散, および解析群の分散にもとづいて行われた. S2S プロジェクトの現業予報にたいし, MJO 相空間上でこの手法を適用した. 予測可能性は MJO 相空間上での振幅が1以上, つまり MJO の対流活動が比較的活発な時に延びるこ

とが分かった．このことはアンサンブルスプレッドを用いた先行研究と整合的であったが，手法の性質上 3 つの利点がある；すなわち，完全モデルの仮定が妥当でない場合，またマルチモデル解析にも適用可能であり，さらにほかのやり方によって得られた予報限界が短すぎることを指摘できる．さらに相空間上の初期振幅，または MJO の対流中心の位置ごとにマルチモデル解析を行った．予報開始時点で MJO の対流中心がインドネシアにあるときに最も予報限界が長く，予報限界は 28 日であることが分かった．これはほかの地域から予報開始した場合の 15 日から 18 日の予報限界よりも一週間程度長い．この結果と，MJO 相空間における予測精度との比較は興味深い．多くの GCM 内の MJO はインドネシア上を通過できずに消滅する傾向にあり，したがってインドネシアに MJO の対流中心があるときの予報精度は低い(e.g. Vitart 2014; Matsueda and Endo 2011; Wang et al. 2013)．この研究の結果は，インドネシアにおける MJO の再現の困難がモデルの構造に由来するものであり，潜在的な予測可能性はそれに影響されないということを示唆する．

## 6. 参考文献

- Brunet, G., and Coauthors, 2010: Collaboration of the weather and climate communities to advance subseasonal-to-seasonal prediction. *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, **91**, 1397–1406, doi:10.1175/2010BAMS3013.1.
- DelSole, T., and X. Feng, 2013: The “Shukla–Gutzler” method for estimating potential seasonal predictability. *Mon. Weather Rev.*, **141**, 822–831, doi:10.1175/MWR-D-12-00007.1.
- Eade, R., D. Smith, A. Scaife, E. Wallace, N. Dunstone, L. Hermanson, and N. Robinson, 2014: Do seasonal-to-decadal climate predictions underestimate the predictability of the real world? *Geophys. Res. Lett.*, **41**, 5620–5628, doi:10.1002/2014GL061146.
- Kim, H.-M., P. J. Webster, V. E. Toma, and D. Kim, 2014: Predictability and prediction skill of the MJO in two operational forecasting systems. *J. Climate*, **27**, 5364–5378, doi:10.1175/JCLI-D-13-00480.1.
- Kumar, A., and M. P. Hoerling, 2000: Analysis of a Conceptual Model of Seasonal Climate Variability and Implications for Seasonal Prediction. *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, **81**, 255–264, doi:10.1175/1520-0477(2000)081<0255:AOACMO>2.3.CO;2.
- , P. Peng, and M. Chen, 2014: Is there a relationship between potential and actual skill? *Mon. Weather Rev.*, **142**, 2220–2227, doi:10.1175/MWR-D-13-00287.1.
- Matsueda, M., and H. Endo, 2011: Verification of medium-range MJO forecasts with TIGGE. *Geophys. Res. Lett.*, **38**, doi:10.1029/2011GL047480.
- Neena, J. M., J. Y. Lee, D. Waliser, B. Wang, and X. Jiang, 2014: Predictability of the Madden–

- Julian Oscillation in the intraseasonal variability hindcast experiment (ISVHE). *J. Climate*, **27**, 4531–4543, doi:10.1175/JCLI-D-13-00624.1.
- Scaife, A. A., and Coauthors, 2014: Skillful long-range prediction of European and North American winters. *Geophys. Res. Lett.*, **41**, 2514–2519, doi:10.1002/2014GL059637.
- Subramanian, A. C., and G. J. Zhang, 2014: Diagnosing MJO hindcast biases in NCAR CAM3 using nudging during the DYNAMO field campaign. *J. Geophys. Res. Atmos.*, **119**, 7231–7253, doi:10.1002/2013JD021370.
- Vitart, F., 2014: Evolution of ECMWF sub-seasonal forecast skill scores. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **140**, 1889–1899, doi:10.1002/qj.2256.
- , A. W. Robertson, and D. L. T. Anderson, 2012: Subseasonal to Seasonal Prediction Project: bridging the gap between weather and climate. *Bull. World Meteorological Organ.*, **61**, 23–28, doi:10.1007/s13143-014-0001-1.
- Vitart, F., and Coauthors, 2017: The Subseasonal to Seasonal (S2S) Prediction Project Database. *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, **98**, 163–173, doi:10.1175/BAMS-D-16-0017.1.
- Waliser, D. E., K. M. Lau, W. Stern, and C. Jones, 2003: Potential predictability of the Madden–Julian Oscillation. *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, **84**, 33–50, doi:10.1175/BAMS-84-1-33.
- Wang, W., M.-P. Hung, S. J. Weaver, A. Kumar, and X. Fu, 2013: MJO prediction in the NCEP Climate Forecast System version 2. *Clim. Dyn.*, **42**, 2509–2520, doi:10.1007/s00382-013-1806-9.
- Wheeler, M. C., and H. H. Hendon, 2004: An all-season real-time multivariate MJO index: Development of an index for monitoring and prediction. *Mon. Weather Rev.*, **132**, 1917–1932, doi:10.1175/1520-0493(2004)132<1917:AARMMI>2.0.CO;2.
- Williams, R. M., C. A. T. Ferro, and F. Kwasniok, 2014: A comparison of ensemble post-processing methods for extreme events. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **140**, 1112–1120, doi:10.1002/qj.2198.
- Zhang, C., M. Dong, S. Gualdi, H. H. Hendon, E. D. Maloney, A. Marshall, K. R. Sperber, and W. Wang, 2006: Simulations of the Madden–Julian oscillation in four pairs of coupled and uncoupled global models. *Clim. Dyn.*, **27**, 573–592, doi:10.1007/s00382-006-0148-2.